3Ж

УДК 004.942

Ю.С. Жук, Ю.И. Нечаев
Государственный морской технический университет, г. Санкт-Петербург, Россия
Институт высокопроизводительных вычислений и информационных систем,
г. Санкт-Петербург, Россия

Повышение надежности принятия решений при контроле динамики судна в ледовых условиях

Обсуждается проблема повышения надежности принятия решений по обеспечению безопасности эксплуатации танкера активного ледового плавания. Контроль и прогноз развития ситуации реализуется на основе данных динамических измерений в рамках принципа конкуренции. Моделирование динамики взаимодействия судна с внешней средой осуществлено с использованием методов классической теории управления, нечетких и нейросетевых моделей. Особое внимание обращено на поведение судна как многорежимной динамической системы при интенсивных ледовых нагрузках.

Введение

Усложнение задач принятия решений по управлению движением судов и технических средств освоения Северного шельфа сопровождается расширением применений в этой области наряду с классической теорией оптимального управления технологий искусственного интеллекта (ИИ) [1-13]. Этому способствует постоянное совершенствование методов обработки информации, средств вычислительной техники и разрабатываемого программного обеспечения. Бортовые компьютеры на современных морских судах и других транспортных средствах имеют характеристики, достаточные для развертывания в их памяти весьма оснащенного математического обеспечения, предназначенного для организации движения, навигации и бортовой диагностики [12].

Проектирование систем управления, предназначенных для работы в условиях неопределенности, может основываться на некоторых гарантирующих принципах, ориентированных на наихудшие из возможных условия функционирования системы. Это привело к созданию теории гарантированного или робастного управления. Практика применения этих методов показывает, что в ряде случаев не удается достигнуть ожидаемых показателей эффективности проектируемых систем. Одним из основных слагаемых, составляющих понятие эффективности, оказывается показатель надежности, понимаемый как способность системы выполнять основную задачу вопреки неблагоприятно складывающимся внешним обстоятельствам, иначе говоря, устойчивость системы к возмущениям. Часто оказывается так, что показатель надежности или устойчивости вступает в противоречие с другими составляющими эффективности в той мере, в какой последние приводят к усложнению проектируемой системы [4].

Опыт проектирования сложных систем в большой степени связан с использованием достижений ИИ, открывающих возможности проектирования систем, функционирующих в условиях неопределенности [8-10]. В нештатных ситуациях, когда система подвергается нерасчетным возмущениям, требования к обработке входной информации существенно меняются – дефицит времени предписывает выделять только ту

информацию, которая требуется для выполнения основной задачи, и отбрасывать все остальное, что имело смысл в априорных представлениях об эффективности. Такое обращение с информацией оказывается возможным только в случае ее надлежащего структурирования или оснащения информации семантикой [4], [12].

Таким образом, при рассмотрении задачи повышения эффективности контроля динамики судна целесообразно строить алгоритм управления в рамках принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде при активном сочетании классической теории оптимального управления и новых принципов обработки информации на базе теории нечеткой логики, искусственных нейронных сетей (ИНС) и генетических алгоритмов.

1. Многорежимный принцип управления

Движение судна как многорежимной динамической системы описывается векторным дифференциальным уравнением [10], [11]:

$$x' = Ax + Bu, \qquad (1)$$

где $x = (x_1,\ldots,x_n)^T \in X \subset R^n$ – фазовый вектор динамической системы; $u = (u_1,\ldots,u_m)^T \in U \subset R^m$ – вектор управляющих воздействий; $k = (k_1,\ldots,k_p)^T$ – вектор параметров регулятора. Элементы матриц A и B являются функциями от вектора $\lambda = (\lambda_1,\ldots,\lambda_S)^T \in \Lambda \subset R^S$ и времени $t \in [t_0,t_f]$. При этом λ является внешним вектором рассматриваемой динамической системы, а область изменения его значений λ – внешним множеством.

Принцип многорежимности обеспечивает возможность настройки системы управления на различные режимы движения судна во льдах:

- обычный режим, связанный с преодолением сплошного ледового поля;
- режим движения «набегами» в сложных ледовых условиях;
- режим движения в битом льду при различной сплоченности льда;
- режим движения в дрейфующих льдах при значительных ударных нагрузках.

Задача состоит в том, чтобы наилучшим образом свести движение системы к некоторому, заранее предписанному, движению с учетом неопределенности в параметрах $\lambda \in \Lambda$. Воздействовать на качество регулирования можно путем варьирования значений параметров $k \in K$ регулятора. В сложных ситуациях при достаточно большом внешнем множестве Λ (особенно при движении в торосистых льдах) для различных λ используют разные значения k. Зависимость $k = k(\lambda)$, $\forall \lambda \in \Lambda$ реализуется *модулем коррекции* (корректором), а совокупность из регулятора и корректора образует *контроллер* [11].

В бортовых ИС реального времени для обеспечения процесса принятия решений используется сложное преобразование информации (рис. 1), поступающей от датчиков измерительной системы. Для повышения надежности функционирования ИС в условиях неопределенности и неполноты исходной информации в базе знаний предусматривается механизм имитационного моделирования информационных потоков в рамках принципа конкуренции. Этот механизм учитывает специфику исследуемых ситуаций и информацию о динамике судна и внешней среды [1], [4].

Реализация управления в системах контроля динамики судна при движении во льдах связана с решением сложных задач нелинейного преобразования информации при различных режимах движения, определяемых внешними условиями и особенностями взаимодействия судна с ледовым полем различной сплоченности. В этих условиях задача контроля основана на использовании нового подхода к анализу и интерпретации информации [3], [4], основанного на развитии концепции «мягких вычислений» [13]. Этот

подход предусматривает использование теоретических принципов, позволяющих рационально организовать вычислительную технологию обработки данных измерений, а также формализовать поток информации при реализации нечеткого логического вывода в мультипроцессорной вычислительной среде. Реализация этих принципов дает возможность повысить эффективность функционирования ИС при непрерывном изменении динамики объекта и внешней среды. Проверка корректности алгоритмов управления и принятия решений осуществляется на основе общих требований к алгоритмическому обеспечению системы. Применительно к параллельным алгоритмам логического управления понятие корректности связано со специфическими свойствами таких алгоритмов: непротиворечивостью, устойчивостью и самосогласованностью [4].

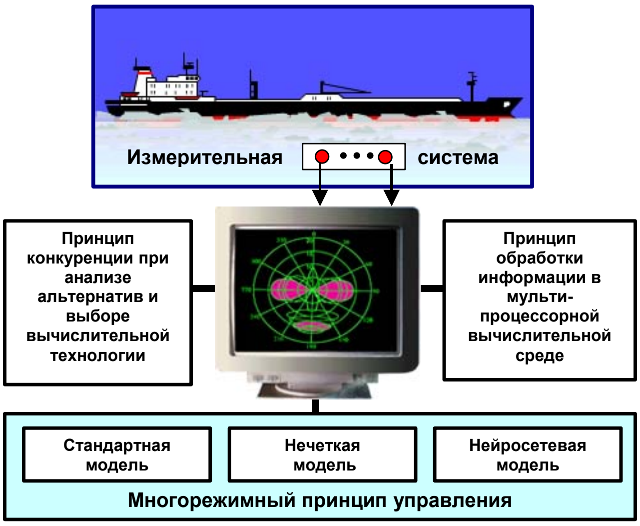


Рисунок 1 – Принципы и модели обработки информации

2. Динамическая база знаний

Система управления осуществляет выбор оптимального режима движения в зависимости от интенсивности ледовой нагрузки. Процесс управления организуется в рамках концепции «мягких вычислений» [13]. Управляющий алгоритм представляется набором логических правил «IF – THEN» [3], [4]. В качестве исходной информации используются показания датчиков деформаций корпуса, установленных в зоне контакта.

Нечеткая формальная система.. В бортовых ИС находят применение модели нечеткого вывода, основанные на различных формальных конструкциях, обеспечивающих разрешение нечетких логических правил. При реализации измерительной и экспертной информации в ИС используются правила нечеткого вывода, использующие принцип обобщения Л. Заде для нечеткого вывода, в котором высказывания моделируются нечеткими множествами, позволяющими вывести нечеткое заключение.

Основная проблема реализации нечеткого управления в бортовых ИС заключается в построении функций принадлежности (ФП), особенно в условной части логического правила, содержащего несколько нечетких переменных. Построение ФП осуществляется на основе обработки измерительной и экспертной информации, а также материалов конкретного проекта судна. При этом реализуются два подхода. Первый подход состоит в формализации нечетких знаний в процессе разработки ИС. Он основан на традиционном представлении экспертных знаний и предусматривает построение ФП базовых правил, «зашитых» в программный комплекс. Второй подход реализуется в процессе функцио-

нирования ИС и связан с построением текущих значений ФП на основе данных динамических измерений. Алгоритмы и программное обеспечение построения ФП основаны на использовании статистических методов и нейросетевых технологий [4].

Композиционная модель нечеткого вывода описывает связь всех возможных состояний логической системы с управляющими воздействиями и формально записывается в виде (X,R,Y), где $X = \{x_1,\ldots,x_n\}$; $Y = \{y_1,\ldots,y_m\}$ – базовые множества, на которых заданы входы A_i и выходы B_i нечеткой системы; R – нечеткое соответствие «вход – выход», которое строится на основе формализации нечетких стратегий. Принятие решений при функционировании нечеткой системы знаний осуществляется на основе модели [8-10]:

$$\text{«if } A_1\text{– then } B_1\text{, else if } A_2 \text{ then } B_2,\ldots, \text{ else if } A_N \text{ then } B_N\text{».} \qquad (2)$$

Здесь $A_1,\ldots,A_N$ – нечеткие подмножества, определенные на базовом множестве X, а $B_1,\ldots,B_N$ – нечеткие подмножества из базового множества Y.

В сложных задачах анализа и интерпретации данных динамических измерений используется модель нечеткого логического вывода по прецедентам. Обобщенная модель вывода по прецедентам реализуется в следующем виде [4], [10]:

$$<S_{PB}, M(W), M(W,V), M_{FD}>, \qquad (3)$$

где S_{PB} – система нейросетевого представления базы прецедентов; M(W) – модели нечеткого вывода по прецедентам; M(W,V) – комплексная модель нечеткого вывода для совокупности исследуемых процессов; M_{FD} – модель анализа альтернатив и формирователя решений.

Для решения задач принятия решений на основе априорной информации используется нечеткая формальная система, обеспечивающая принятие решений при выборе альтернатив в рамках концепции мягких вычислений [13]. Формирование такой системы осуществлено на основе принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [3].

Введем в рассмотрение множество векторов, характеризующих альтернативу (ситуацию) [6]:

$$R^n : K = (x_1,\ldots, x_n) \to R^n, \qquad (4)$$

где $x_1,\ldots,x_n$ – признаки, выделенные в процессе анализа априорной информации.

Информационное отображение моделируемой в процессе обучения ситуации реализуется путем сравнения и анализа альтернатив A_i (i = 1,…,n). Каждой альтернативе ставится в соответствие совокупность x_j (j = 1,…,m) характеристик, отражающих используемые структуры данных.

Исходную ситуацию характеризует матрица состояний, образуемая множеством альтернатив $\{A_i\}$ и множеством признаков x_{ji}^p (i = 1,…,n; j = 1,…,m; p = 1,…,k):

$$\begin{array}{c} \\ X_1 \\ \ldots \\ X_j \\ \ldots \\ X_m \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} \{A_1\} & \{A_i\} & \{A_n\} \end{array} \\ \left[\begin{array}{ccc} x_{11}^1 \ldots x_{11}^k & x_{1i}^1 \ldots x_{1i}^k & x_{1n}^1 \ldots x_{1n}^k \\ & & \\ x_{j1}^1 \ldots x_{j1}^k & x_{ji}^1 \ldots x_{ji}^k & x_{jn}^1 \ldots x_{jn}^k \\ & & \\ x_{m1}^1 \ldots x_{m1}^k & x_{mi}^1 \ldots x_{mi}^k & x_{mn}^1 \ldots x_{mn}^k \end{array} \right] \end{array}. \qquad (5)$$

В матрице (5) характеристики x_j (j = 1,…,m) образуют выборочное пространство, а альтернативы A_i (i = 1,…,n) – систему подмножеств выборочного пространства (элементами которого являются свойства исследуемых характеристик). Для удобства представления и преобразования информации при функционировании нечеткой системы знаний матрица (5) перестраивается. Такое преобразование осуществляется с помощью декартового произведения {m×n} множеств альтернатив и признаков, формирующих отображение реальных ситуаций. Система альтернатив, определяемая матрицей (5), приводится к единой шкале с помощью преобразования

$$(x_{ji})^* = (x_{ji} - x_{\min j}) / (x_{\max j} - x_{\min j}) \qquad (6)$$

с отображением

$$x_{ji} \to x^* \in [0,1]. \qquad (7)$$

В результате исходное пространство альтернатив, определяемое матрицей (5), преобразуется в безразмерное пространство (*матрицу стратегических решений*):

$$\begin{array}{c} \\ X_1 \\ \dots \\ X_j \\ \dots \\ X_m \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} \{A_1\} & \{A_i\} & \{A_n\} \end{array} \\ \begin{bmatrix} (x_{11})^* & (x_{1i})^* & (x_{1n})^* \\ (x_{j1})^* & (x_{ji})^* & (x_{jn})^* \\ (x_{m1})^* & (x_{mi})^* & (x_{mn})^* \end{bmatrix} \end{array}. \qquad (8)$$

Элементы полученной матрицы представляют собой сценарии ситуаций, определяемые особенностями моделируемой задачи. Таким образом, структура ({A},{x}) характеризует пространство принятия решений.

Адаптивная компонента. При формализации знаний и механизма логического вывода важное значение имеет организация адаптивной компоненты на основе принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [5]. Одно из направлений ее организации связано с реализацией принципа адаптивного резонанса (Adaptive Resonance Theory – ART), получившего широкое распространение при построении и обучении нейронных сетей [7]. Формируемые на основе этого принципа свойства базы знаний [5] наиболее четко проявляются при обеспечении функционирования ИС в задачах интерпретации экстремальных ситуаций в условиях неопределенности и неполноты исходной информации (рис. 2).

Наиболее важной особенностью системы знаний, использующей принципы адаптивного резонанса, являются:

– возможность сохранения *свойства пластичности* при запоминании новой информации в процессе функционирования ИС;

– предотвращение модификации исходной базы знаний за счет формирования новых правил, описывающих возникшую нестандартную ситуацию.

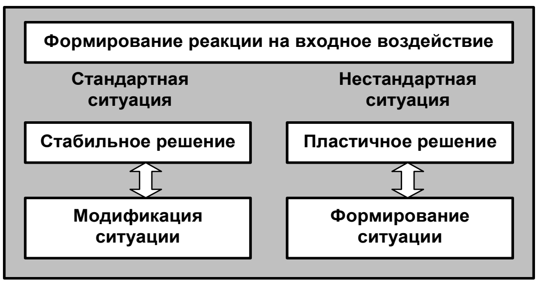


Рисунок 2 – Адаптивная компонента

При функционировании ИС происходит накопление новой информации и корректировка базы знаний. Динамическая база знаний совершенствуется и расширяется за счет включения новых моделей. Подобно нейронной сети ART, база знаний имеет внутренний детектор новизны – тест на сравнение предъявленной нестандартной ситуации (нового образа) с содержимым ансамбля логических правил. Важной особенностью динамической базы знаний, использующей принцип адаптивного резонанса, является *самоадаптация алгоритма поиска* нестандартных ситуаций. Адаптивная компонента использует управляемый алгоритм поиска, основанный на динамической самоорганизации классов прототипов, соответствующих классам векторов в условной части логического правила, путем наращивания структуры, определяющей «действие» в выходной части логического правила. Если поиск класса, попадающего в «резонанс» с входным вектором по соответствующему критерию сходства не привел к успеху, то создается новый класс (добавляется новая нестандартная ситуация). В противном случае согласно обучающему правилу модифицируется прототип того класса, который имеет максимальное сходство с входным вектором [5].

Нейроконтроллер. Реализация принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [3], [4] осуществляется с использованием многорежимного принципа управления, находящего применение в сложных системах. В этом случае нейроконтроллер (рис. 3) представляется кортежем [11]:

$$\Omega = (\Lambda, K, W, V, J), \tag{9}$$

где $\Lambda \subset R^S$– внешнее множество динамической системы, являющееся областью изменения значений входных векторов нейронной сети; $K \subset R^P$ – область изменения значений искомых коэффициентов регулятора (выходных векторов нейронной сети); $W = \{W_i\}$, $i = 1,\ldots,L+1$ – набор матриц синаптических весов нейронной сети; L – число «скрытых» слоев в нейронной сети; $V = (\nu_1,\ldots,\nu_q)^T \in V \subset R^q$ – набор дополнительных изменяемых параметров нейронной сети (параметров в активационных функциях); J – функционал ошибки (рассогласования) между требуемым и реализуемым движением, определяющий характер обучения нейронной сети.

Из рис. 3 видно, что ансамбль содержит два вида нейроконтроллеров, каждый из которых имеет свою область специализации AS_i. Первый вид представляет собой нейроконтроллеры $NC_i (i = 1,\ldots,N)$, формирующие управляющий сигнал. Функция второго вида нейроконтроллера (NC–0) состоит в выработке номера $i (1 \le i \le N)$ для каждого текущего значения $\lambda \in \Lambda$ в соответствии с зависимостями $F(\lambda)$. Этот номер указывает, какой из нейроконтроллеров NC_i должен осуществлять управление при данном $\lambda \in \Lambda$. Переход от одного нейроконтроллера к другому устанавливается с помощью распределяющей функции $F(\lambda)$ [11]. Для оценки качества управления, реализуемого нейронной сетью, используется показатель эффективности (критерий оптимальности нейроконтроллера). Этот критерий учитывает наличие у нейроконтроллера варьируемых параметров из областей W и V, а также многорежимность динамической системы.

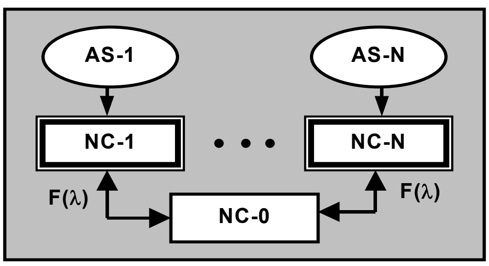


Рисунок 3 – Функции, выполняемые ансамблем нейроконтроллеров:
NC–1,…,NC–N – ансамбль нейроконтроллеров; F(·) – распределяющая функция;
AS–1,…,AS–N – области специализации нейроконтроллеров

3. Математические модели динамики судна при движении судна в ледовых условиях

В основу построения нечетких и нейросетевых моделей динамики судна при движении в ледовых условиях положено математическое описание определения необходимой скорости судна исходя из обеспечения прочности на основе рекомендаций работы [2]. Рассмотрим некоторые зависимости, определяющие динамику судна в сплошном и битом льду, а также при работе «набегами» при движении в торосистых льдах.

Движение судна в сплошном ледовом поле. В частности, для одного из наиболее типичных режимов, связанных с движением судна с произвольной скоростью в ровных сплошных льдах, можно использовать формулу:

$$\sigma_И h^2[A] + h([B] + [C]) + h^{1,86}V^{1,26}k_v + Vk_e - P_{ML} = 0, \qquad (10)$$

где

$$[A] = \frac{2}{b}\left[0{,}015\int_0^{L/2}\left(0{,}57(1{,}6\cos\beta + 0{,}11)tg\alpha/\sin\beta\right)dx + 0{,}11 f_d\int_0^{L/2}\frac{dx}{\sin\beta}\right];$$

$$[B] = 2\rho_0 g\left[0{,}57\int_0^{L/2}\left(y(1{,}6\cos\beta + 0{,}11)\sin\alpha/\sin\beta\right)dx + 0{,}5 f_d\int_0^{L/2}\frac{y\cos\alpha}{\sin\beta}dx\right];$$

$$[C] = 1{,}2\frac{B}{2T+B}f_d\rho_0 g B L_C\,.$$

Здесь $\sigma_И = 6\cdot10^5$Па, h – толщина льда; V – скорость судна; $k_v = 150\cdot10^3$; $k_e = 61{,}5\cdot10^3$; P_{ML}– тяга на швартовах; α – угол входа ватерлинии в воду; β – угол наклона борта к вертикали на миделе; $f_d = 0{,}08$; $\rho_0 = 150$ кг/м^3; L_c – длина цилиндрической вставки.

Движение в битом льду. Для оценки сопротивления при движении в битых льдах предложен ряд формул, основанных на обработке результатов натурных экспериментов и испытаний моделей судов в опытовых бассейнах:

$$R = \rho_L(bh)^{1/2}(B/2)^2[k_1{*}(1 + 2f\alpha_H L/B) + k_4{*}f\alpha(L/B)s_{СЖ}] +$$
$$+ k_2{*}\rho_L bhB(f + \alpha_H tg\varphi_{2Ф})Fr + k_3{*}\rho_L bhLtg^2\varphi_{2Ф}Fr^2, \qquad (11)$$

где b – протяженность мелкобитого льда, м; h – толщина мелкобитого льда, м; α_H – коэффициент полноты носовой ветви КВЛ; α – коэффициент полноты КВЛ; $s_{СЖ}$ – сила сжатия льда в баллах; $Fr = V/(gL)^{1/2}$ – число Фруда по длине судна; $k_1{*},k_2{*},k_3{*},k_4{*}$ – безразмерные коэффициенты, зависящие от сплоченности и силы тяжести льда [6].

Работа судна «набегами». При работе судна «набегами» наибольший практический интерес представляет оценка действующих усилий на этапе продвижения судна в сплошном льду начиная от момента касания кромки ненарушенного льда. Решение дифференциального уравнения движения с учетом начальных условий $(t = 0, x = 0, x' = v_P)$ для случая $[B_5 - C_{13}\exp(-2A_4x)] > B_5 > 0$ позволяет записать выражения, определяющие время, перемещение, скорость и ускорение на этом участке:

$$t = 1/(A_4B_5)^{1/2}\,\mathrm{Arth}\,\{[B_5 - C_{13}\exp(-2A_4x)]/B_5\}^{1/2} + C_{14},$$
$$x(t) = -(1/2A_4)\ln\{(B_5/C_{13})[1 - \mathrm{cth}^2[(t - C_{14})(A_4B_5)^{1/2}]\},$$
$$x' = (B_5/A_4)^{1/2}\mathrm{cth}[(t - C_{14})(A_4B_5)^{1/2}],$$
$$x'' = B_5/\mathrm{sh}^2[(t - C_{14})(A_4B_5)^{1/2}], \qquad (12)$$

где $C_{13} = B_5 – v^2{}_P A_4$, $C_{14} = –[1/(A_4B_5)]^{1/2}]\mathrm{Arcth}(v^2{}_P A_4/B_5)^{1/2}$ – постоянные, определяемые с учетом начальных условий; $A_4 = (1{,}4P_{ML п.х.} + k_3v_0{}^2)/(1+k'_{11})Dv_0{}^2$, $B_5 = P_{ML п.х.} – k_4)/(1 + k'_{11})D$; где D – водоизмещение судна.

Предварительная оценка величины ледовых нагрузок, действующих на бортовой набор и наружную обшивку корпуса судна, выполнялась по формуле:

$$q_H = 780k_Dk_0k_V/k_\beta, \tag{13}$$

где $k_D = [D_1/10^4(C_1+C_2D_1/D_2)]^{1/2}$ – коэффициент, учитывающий влияние приведенных масс судна и льдины; $k_0 = (\sigma_C/400)^{3/5}$ – коэффициент, учитывающий предел прочности льда на смятие; $k_V = (V_s l_1/2{,}35)^{4/5}$ – коэффициент, учитывающий приведенную скорость судна V_s; $k_\beta = \sin^{3/5}8^o\cos^{2/5}8^o/\sin^{3/5}\beta\cos^{2/5}\beta$ – коэффициент, учитывающий влияние угла наклона шпангоута к вертикали; D_1 и D_2 – масса судна и льдины; $l_1 = 0{,}01\alpha m$; α – угол в градусах между касательной к ватерлинии в точке удара и диаметральной плоскостью; $m = 1{,}6\cos\beta+0{,}11$ – коэффициент, определяемый в зависимости от угла β, определяемого как угол между вертикалью и касательной к борту в точке удара.

Ледовая нагрузка для бортового набора в средней части корпуса определялась исходя из условий сжатия судна ледовым полем. Эта нагрузка зависит от угла наклона борта β, толщины льда h, его прочностных характеристик σ_C и σ_P, а также от параметра R, характеризующего конфигурацию кромки льда:

$$q_C = (0{,}43/\sin\beta)(\sigma_C\,\sigma_P{}^2h^4/2R)^{1/3}. \tag{14}$$

4. Результаты моделирования динамики взаимодействия при движении судна в ледовых условиях

При моделировании динамики судна во льдах используется представление информации в форме, изображенной на рис. 4. Здесь приведена визуализация динамической картины, исходные и текущие данные о скорости судна и толщине льда, матрица управления, динамика изменения толщины льда и ее приращения, значения скорости, вычисленные по нечетким правилам и по математической модели.

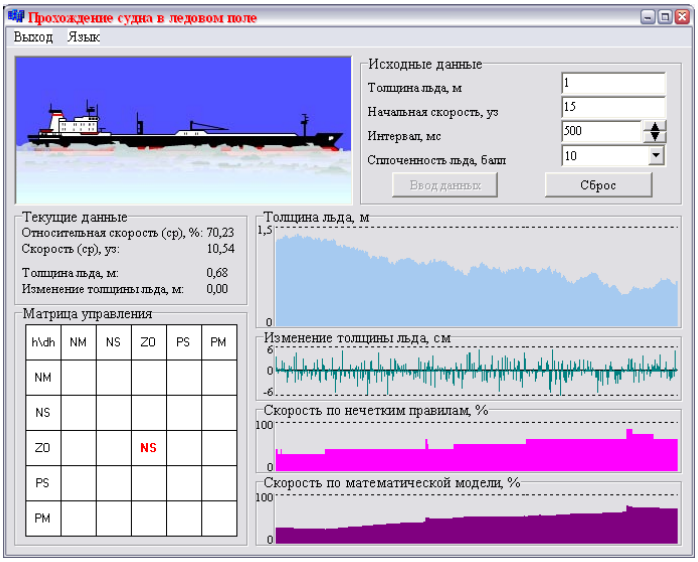


Рисунок 4 – Результаты моделирования при сплошном ледовом поле и толщине льда 1 м

Пунктирная линия в графиках сверху ограничивает предельные значения. Среди текущих данных отображаются средняя относительная и абсолютная скорости судна, а также толщина льда и ее изменение по сравнению с предыдущим значением. На матрице управления отображается действующее на текущем шаге логическое правило, определяющее скорость в зависимости от толщины льда и ее изменения. Фрагмент тестирования системы, изображенный на этом рисунке, характеризует ситуацию постепенного уменьшения толщины льда (по сравнению с исходным значением, равным 1 м).

Моделирование динамики судна при движении в битых льдах осуществлялось для различных значений сплоченности ледового поля. Особенность этой ситуации состоит в том, что в зависимости от сплоченности льда происходит изменение скорости судна. При этом во время прохождения судном участка водной поверхности (без льда) скорость судна начинает увеличиваться. На рис. 5 представлен фрагмент взаимодействия при сплоченности ледового поля 5 баллов после прохождения судном случайного изменяющегося сплошного ледового поля.

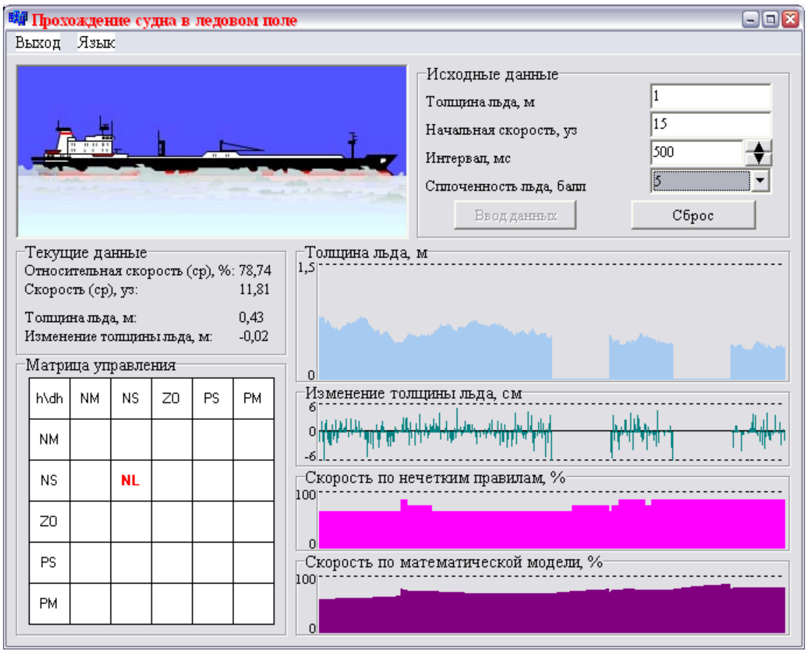


Рисунок 5 – Результаты моделирования при сплоченности льда 5 баллов и исходной толщине льда 1 м

Динамика Neuro-Fuzzy моделирования представлялась в виде совместных динамических картин поведения судна в рассматриваемой ситуации. Для этого экран оператора, представленный на рис. 4 и 5, дополнялся принятой конфигурацией нейронной сети, а динамические картины взаимодействия судна с ледовым полем представляли собой кривые изменения скорости судна, определенные на основе стандартной, нечеткой и нейросетевой моделей (рис. 6).

Такая форма представления результатов моделирования позволяет наглядно представить поведение судна в сложных ситуациях, особенно при контроле динамических характеристик при движении в торосах. Поэтому в реальных условиях эксплуатации форма рис. 6 может быть использована при организации интерфейса «Оператор – ИС».

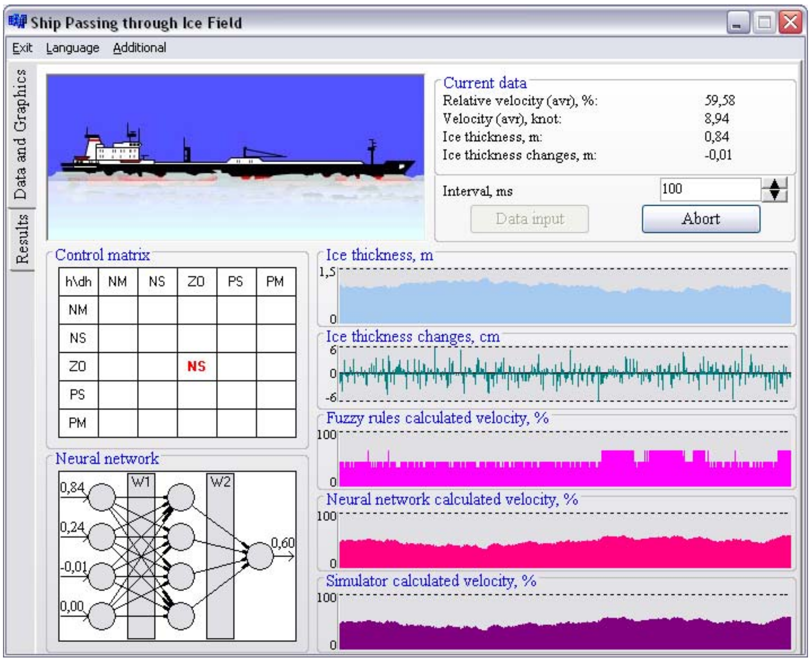


Рисунок 6 – Графическое окно «Визуализация динамики взаимодействия»

Заключение

Таким образом, технология обработки информации при анализе и прогнозе динамики судна в ледовых условиях имеет следующие преимущества.

1. Расширение традиционных подходов к обработке информации, дополнение их новыми методами, моделями и алгоритмами поддержки принятия решений по управлению судном в сложной гидрометеорологической обстановке.

2. Учет неопределенности и неполноты исходной информации при выборе сложных решений по управлению судном как многорежимной динамической системой.

3. Развитие внутреннего потенциала теории управления и принятия решений на основе принципа конкуренции, позволяющего на базе анализа альтернатив выбирать предпочтительную вычислительную технологию с использованием методов классической математики, нечетких и нейросетевых моделей.

Расширяя функциональные возможности системы и повышая эффективность решения поставленных задач, разработанный подход позволяет обеспечить новое качество – способность предсказания и предвидения критических и аварийных ситуаций при эксплуатации судов активного ледового плавания.

Литература

1. Александров В.Л., Матлах А.П., Нечаев Ю.И., Поляков В.И. Интеллектуальные системы новых поколений // Морской вестник. – 2002. – № 2. – С. 53-57.
2. Ионов Б.П., Грамузов Е.М. Ледовая ходкость судов. – Санкт-Петербург: Судостроение, 2001.
3. Нечаев Ю.И. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени // Тр. 5-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика – 2003».– М.: МИФИ. – 2003.– Часть 2: – Лекции по нейроинформатике. – С.119-179.
4. Нечаев Ю.И. Концептуальные основы создания бортовых интеллектуальных систем. // Информационно-измерительные и управляющие системы. Ч. 2: Корабельные системы. – 2006. – № 9. – С. 39-49.

5. Нечаев Ю.И., Петров О.Н. База знаний и механизм логического вывода // Бортовые интеллектуальные системы. – Часть 2: Корабельные системы. – С. 23-27.
6. Тихомиров В.А., Тихомиров В.Т., Макушкин А.В. Принцип конструирования информационно-вероятностного метода осуществления долгосрочного прогноза // Программные продукты и системы. – 2004. – № 2. – С. 10-15.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
8. Alexandrov V.L., Matlakh A.P., Nechaev Yu.I., Polyakov V.I. Ships safety navigation in conditions of the Arctic shelf // Proceedings of 2nd International Maritime Conference on DESIGN FOR SAFETY. Osaka Colloquium, – 28 – 30 Oct – 2004. – Sakai (Japan) 2004. – P. 231-237.
9. Alexandrov V.L., Matlakh A.P., Nechaev Yu.I., Polyakov V.I. Intelligence system for ship Dynamics monitioring in extreme situations // Proceedings of International conference on marine research and transportation ICMRT-05. – Naples (Italy). – 2005. – P. 55-63.
10. Alexandrov V., Matlakh A., Nechaev Yu., Polyakov V. Strength and vibration multimode control for ship, moving in the ice condition // Proceedings of the 10th International Symposium on Practical Design of ships and other floating structures, – October 1-5. – Houston. Texas (USA). – 2007. – Vol. 2. – P. 1295-1302.
11. Бrusov V.S., Tiumentsev Yu.V. High performance aircraft flight control based on artificial neural networks // Proc. of the RRDPAE-96. – Warsaw. – 1997. – P. 97-100.
12. Nechaev Yu. I., Dubovik S.A. Control of ship movement in an ice field: approach and basis of the optimal control theory // Proceedings of 16th International conference on hydrodynamics in ship design, 3rd International symposium on ship manoeuvring. – Gdansk – Ostroda (Poland). – 2005. – P. 563-570.
13. Zadeh L. Fuzzy logic, neural networks and soft computing // Commutation on the ASM-1994. – Vol. 37, № 3. – P. 77-84.

Ю.С. Жук, Ю.І. Нечаєв

Підвищення надійності прийняття рішень при контролі динаміки судна в льодових умовах

Обговорюється проблема підвищення надійності прийняття рішень із гарантування безпеки експлуатації танкера активного льодового плавання. Контроль і прогноз розвитку ситуації реалізується на основі даних динамічних вимірювань у рамках принципу конкуренції. Моделювання динаміки взаємодії судна із зовнішнім середовищем здійснено з використанням методів класичної теорії керування, нечітких та нейромережних моделей. Особливу увагу звернено на поведінку судна як багаторежимної динамічної системи при інтенсивних льодових навантаженнях.

Yu.S. Zhook, Yu.I. Nechayev

The Increase of Decision Making Reliability in Control of the Ship Dynamics in Ice Conditions

The problem of increase of reliability of the decisions acceptance on a safety operation of the tanker of active ice navigation is discussed. The control and forecast of development of a situation is realized on the basis of the given dynamic measurements within the framework of a competition principle. The modeling of dynamics interaction of a ship with external environment is carried out with use of methods of the classical theory of management, fuzzy and neural network models. The special attention is inverted on ship behavior as multimode dynamic system at intensive ice loadings.

Статья поступила в редакцию 02.07.2008.